

АЛГОРИТМ АДАПТАЦИИ ПАРАМЕТРОВ НЕЙРО-НЕЧЕТКОГО РЕГУЛЯТОРА НА ОСНОВЕ МЕТОДА РАЗНОСТИ ПЛОЩАДЕЙ

Сиддиков И.Х., Каландаров П.И., Ядгарова Д.Б., Исмагуллаев Х.Н.

Аннотация. В рамках исследования была реализована схема управления с адаптацией коэффициентов нейро-нечеткого регулятора. В качестве метода обучения сети использовался метод разности площадей. Он был улучшен за счет добавления базы правил, которая позволяет выбирать оптимальную скорость обучения для отдельных нейронов нейронной сети. Нейро-сетевой регулятор был применен в качестве надстройки ПИД-регулятора в схеме управления технологическим процессом. Динамический объект может функционировать в различных режимах. Этот технологический процесс работает в разных режимах по загрузке и установкам температуры. В результате экспериментов были оценены расход электроэнергии и объем времени необходимое для поддержания одного и того же технологического процесса абсорбции, с использованием обычного ПИД-регулятора и нейро-сетевым регулятором. Был сделан вывод о том, что нейро-нечеткий регулятор с надстройкой на 19% уменьшить время переходного процесса.

Ключевые слова: нейронная сеть, ПИД-регулятор, нейросетевой оптимизатор, метод разности площадей, нелинейные системы.

Введение

На сегодняшний день активно ведутся научные исследования по совершенствованию систем управления технологическими процессами. С применением методов интеллектуальных технологий эта проблема очень актуальна, потому что большинство реальных объектов управления имеют нелинейные характеристики, которые изменяются в процессе эксплуатации, в то время как управление ими ведется, в большинстве случаев, с помощью линейных ПИД-регуляторов. Коэффициенты таких регуляторов часто подбираются для конкретного состояния объекта, однако при переходе в другие состояния значения этих коэффициентов уже не обеспечивают требуемых по качеству переходных процессов. Это приводит к снижению качества регулирования и к увеличению энергозатрат на управление технологическими процессами.

Одним из возможных путей данной проблемы является построение адаптивных систем управления технологическими процессами [2], автоматически подбирающих коэффициенты ПИД-регулятора. Методы построения подобных систем можно разделить на две группы. Первая группа состоит из классических методов, таких как метод Циглера-Никольса, частотный метод А.Г. Александрова [1], метод, лежащий в основе работы адаптивных ПИД-регуляторов фирмы Siemens, методы, основанные на построении моделей объекта управления [5-7]. Вторая группа – это методы основанные на методологии искусственного интеллекта [8].

Для решения поставленной задачи использована методология нейронных сетей (НС) и нечеткой логики. Это связано с тем, что НС обладают нелинейными свойствами и способностью к обучению, что придает адаптивные свойства нейросетевым системам управления [9].

При этом наиболее реализуемой с практической точки зрения является применение схемы управления динамическими объектами на основе автонастройки коэффициентов ПИД-регулятора K_P , K_I , K_D с помощью НС (схема ПИД-нейро-регулятора с самонастройкой), позволяющий учитывать нелинейные свойства объекта, не внося значительных изменений в существующих систем управления [10].

Метод решения

В настоящее время для управления переменных состояний объекта управления используется микроконтроллер, построенный на базе SCADA системы, в этом случае динамика объекта управления (ОУ) описывается разностно-дифференциальным уравнением «вход-выход», заданным в неявном виде:

$$\phi(y^{(n)}, y^{(n-1)}, \dots, y; u^{(m)}, u^{(m-1)}, \dots, u) = 0, \quad (1)$$

где $u = u(t)$ и $y = y(t)$ – вход и выход исследуемого объекта соответственно; m и n – максимальные порядки производных $u(i)$, $y(j)$ для входной и выходной переменных $u(t)$ и $y(t)$, ($m \leq n$); $\phi(\cdot)$ – некоторая нелинейная функция.

Для синтеза адаптивно-нечеткого регулятора запишем дискретную передаточную функцию линейризованного объекта, $W_{OY}(z)$ которая с учетом выражения (1) будет иметь вид:

$$W_{OY}(z) = \frac{\Delta Y(z)}{\Delta U(z)} = \frac{a_0 z^{-m} + \dots + a_{m-1} z^{-1} + a_m}{b_0 z^{-n} + \dots + b_{n-1} z^{-1} + b_n}, \quad (2)$$

где $\Delta Y(z)$ и $\Delta U(z)$ – дискретные изображения по Лапласу для отклонений $\Delta y(k)$ и $\Delta u(k)$, а коэффициенты a_ρ , ($\rho=0,1,2,\dots,m$) и b_γ , ($\gamma=0,1,2,\dots,n$) зависят от вида нелинейной функции $\phi(\cdot)$, координат базового режима u_0, y_0 и выбранного периода дискретизации T_0 .

Дискретная передаточная функция линейризованной нейронной сети имеет вид:

$$W_{HC}(z) = \frac{\Delta U(z)}{\Delta V(z)} = \frac{c_0 z^{-p} + \dots + c_{p-1} z^{-1} + c_p}{d_0 z^{-q} + \dots + d_{q-1} z^{-1} + d_q}, \quad (3)$$

где $\Delta V(z)$ – дискретное изображение по Лапласу для отклонения $\Delta v(k)$, а коэффициенты c_s , ($s = 0,1,2,\dots,p$) и d_t , ($t = 0,1,2,\dots,q$) зависят сразу от нескольких факторов: числа нейронов σ в скрытом слое; вида активационной функции нейронов; весов синаптических связей $W_{\alpha\beta}, W_\beta$, ($\alpha = 1,2,\dots,p+q+1; \beta = 1,2,\dots,\sigma$), от значения входа сети v_0 .

Для придания свойства астатизма системы, т.е. повышению точности системы управления дополнительно вводится в систему N интеграторов – по одному в каждом из N каналов системы управления, в этом случае уравнение системы управления имеет вид:

$$V_i(z) = \frac{T_0}{1-z^{-1}} E_i(z), \quad (i = 1,2,\dots,N), \quad (4)$$

где $V_i(z)$ и $E_i(z)$ – дискретные изображения по Лапласа для координат $v_i(k)$ и $e_i(k)$.

Тогда динамика объекта управления в стационарном режиме описывается передаточной матрицей $W_{OY}(z)$ размера $N \times N$, а рассматриваемая структура НС – передаточной матрицей $W_{HC}(z)$ того же размера, что характеристическое уравнение замкнутой линейризованной системы управления будет иметь вид:

$$\det \left[I + \frac{T_0}{1-z^{-1}} W_{OY}(z) W_{HC}(z) \right] = 0. \quad (5)$$

Представим передаточные матрицы $W_{OY}(z)$ и $W_{HC}(z)$:

$$W_{OY}(z) = \left\| \frac{a_{ij}(z)}{b(z)} \right\|_{N \times N}; \quad W_{HC}(z) = \left\| \frac{c_{ij}(z)}{d(z)} \right\|_{N \times N}, \quad (6)$$

где $a_{ij}(z)$ и $b(z)$ – полиномы относительно z^{-1} , имеющие порядки m_{ij} и n соответственно; $c_{ij}(z)$ и $d(z)$ – полиномы относительно z^{-1} , порядки которых равны p_j и $\sum_{i=1}^N q_i$.

Для синтеза системы управления определим количество нелинейных алгебраических уравнений по формуле

$$(KY) = RL = R \max \left\{ N + n + \sum_{i=1}^N q_i; N - 1 + m_{ij} + p_j \right\}. \quad (7)$$

Общее количество неизвестных параметров регулятора (т.е. число настраиваемых весов НС) вычисляется по формуле:

$$(KII) = \left[2N + \sum_{i=1}^N (p_i + q_i) \right] \cdot \sigma. \quad (8)$$

Тогда условия математической замкнутости системы уравнений $(KII) \geq (KY)$, принимает вид:

$$\left[2N + \sum_{i=1}^N (p_i + q_i) \right] \sigma \geq R \max_{i,j} \left\{ N + n + \sum_{i=1}^N q_i; N - 1 + m_{ij} + p_j \right\}.$$

Отпуская выражение \max в правой части данного неравенства, приходим к следующей системе неравенств:

$$\begin{aligned} \left[2N + \sum_{i=1}^N (p_i + q_i) \right] \sigma &\geq R \cdot \max_{i,j} \left(N + n + \sum_{i=1}^N q_i \right); \\ \left[2N + \sum_{i=1}^N (p_i + q_i) \right] \sigma - Rp_j &\geq R(N - 1 + m_{ij} + p_j), (i, j = 1, 2, \dots, N), \end{aligned}$$

или в окончательном виде:

$$\left[2N + \sum_{i=1}^N (p_i + q_i) \right] \sigma - Rp_j \geq R(N - 1 + m_{ij}), (i, j = 1, 2, \dots, N). \quad (9)$$

Искомым решением задачи структурного синтеза системы управления на основе критерия минимальной сложности является нейро-сетевой регулятор, описываемый набором целых чисел, минимизирующих значение (7) при выполнении ограничений (8). Настройка параметров многомерного нейро-сетевого регулятора осуществляется по быстродействующему алгоритму нечетко-логическому выводу.

Известно, что размерность исследуемого объекта, а также количество входных воздействий приводит к тому, что увеличение числа заключений нечеткого вывода в геометрической прогрессии и приводит к снижению точности обучения нечетких моделей. Это связано с тем, что в традиционных алгоритмах нечетко-логического вывода применяются жесткие арифметические операции нахождения минимума и максимума. Кроме того, на точность нечетко логических моделей оказывает действие архитектура нечетких правил, вместе с выбранным методом операции дефазсификации.

Для устранения этих недостатков предлагается использовать мягкие арифметические операции в нечетких моделях, чтобы определять минимум и максимум, что позволяет рассчитать управляющие воздействие с учетом любых изменений входных параметров [3] При этом для обучения нейро-нечеткой системы предложено использование метода разности площадей.

При использовании мягких арифметических операций нечетко-логического вывода [4], мягкий минимум и мягкий максимум определяется следующим образом:

Мягкий минимум:

$$\min_{\delta} (x_1, x_2)_I = \frac{x_1 + x_2 + \delta^2 + \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + \delta^2}}{2}.$$

Мягкий максимум:

$$\text{soft} - \max(x_1, x_2) = |\gamma \cdot \max(x_1, x_2) + 0,5(1 - \gamma)(x_1 + x_2)|, \text{ где } \gamma = 0,7.$$

В дефаззификации расчет переменных осуществляется методом разности площадей.

Алгоритм обучения нейро-нечеткой системы состоит из нижеприведенных этапов, при этом в качестве термов функции принадлежности используются треугольные или трапециевидные функции принадлежности, описывается выражением трапециевидной ФП:

$$f(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x \leq a; \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b; \\ 1, & b \leq x \leq c; \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d; \\ 0, & d \leq x. \end{cases}$$

где a, b, c, d – параметры функции принадлежности; x – количественное значение входного параметра, имеющие треугольный вид для нечеткой системы.

Система имеет два входных переменных, имеющих по три термина

$$X_1 = \{x_{11}\} + \{x_{12}\} + \{x_{13}\} \text{ и } X_2 = \{x_{21}\} + \{x_{22}\} + \{x_{23}\}$$

и выходную переменную, имеющую пять термов, $y \in Y\{y_1\} + \{y_2\} + \{y_3\} + \{y_4\} + \{y_5\}$.

Алгоритм обучения нейронной сети

Этап 1. Операция фаззификация входных переменных.

Этап 2. Определение степень принадлежности для каждой входной информации.

Этап 3. Синтезируется нечёткая база знаний, содержащих нечеткие правила (рис. 1.).

НП	Если	То	НП	Если	То	НП	Если	То			
НП ₁	x_{11}	x_{21}	y_5	НП ₄	x_{11}	x_{21}	y_4	НП ₄	x_{11}	x_{21}	y_3
НП ₂	x_{11}	x_{22}	y_4	НП ₅	x_{11}	x_{22}	y_3	НП ₅	x_{11}	x_{22}	y_2
НП ₃	x_{11}	x_{23}	y_3	НП ₆	x_{11}	x_{23}	y_2	НП ₆	x_{11}	x_{23}	y_1

Рис. 1. Нечеткая база знаний

Этап 4. Операция дефаззификация осуществляемая методом разности площадей. При этом площади трапециевидных термов ФП вычисляются по формуле:

$$S = \frac{h}{6}(b_1 + 4b_2 + b_3),$$

где h – высота геометрической фигуры; b_1, b_2, b_3 – длина нижнего, среднего и верхнего основания геометрической фигуры.

Этап 5. Обучение сети. При обучении сети можно использовать стандартный метод распространения обратной ошибки ANFIS. Но в нашем случае корректировка усеченных площадей термов выходной переменной осуществляется до тех пор, пока y_{defuz} будет максимально приближенной к эталонному значению в соответствии с соотношением:

$$y_{вых} = (w)_i + \delta(y_{defuz} - y_{этал}), \tag{10}$$

где δ – шаг обучения нейро-нечеткой системы вывода (по умолчанию $\delta=0,02$).

Весовые параметры нейронной сети w , вычисляется на основе стандартного метода распространения ошибки ANFIS.

Следует отметить, что применение метода мягких арифметических операций в процессе обучения показал преимущество относительно традиционных методов обучения. Также надо отметить, что предложенный метод обучения нечетких систем имеет отклик результирующей переменной во всей области определения входных и выходных параметров.

Адаптация параметров нейронной сети осуществляется по следующей процедуре.

Слой 1. Представляет собой процесс фаззификации входных переменных, каждый из них имеет по паре термы с функцией принадлежности. Входы сети соединены исключительно со своими термами.

Слой 2. Выходами нейронов первого слоя являются значения степени принадлежности для каждой из предпосылки входных переменных.

Слой 3. Каждый узел данного слоя соответствует конкретному нечеткому правилу управления НПУ. Выходами узлов данного слоя являются значения степеней истинности.

Слой 4. В данном слое формируются функции принадлежности выходного параметра.

Слой 2÷4 представляют собой механизм нечетко-логического вывода.

Слой 5. Осуществляется процесс дефаззификации выходного параметра.

В процессе обучения НС происходит формирования новых термов функции принадлежности выходного параметра, до тех пор пока значение, получаемое в нейро-нечеткой сети не будет равно заданному числу $y = y_{зад}$.

Результаты исследования

На базе этих рассуждений построена имитационная модель нечеткой системы регулирования температуры абсорбера в среде Matlab (рис. 2) и проведен ряд вычислительных экспериментов при наличии внешних и параметрических возмущающих воздействий.

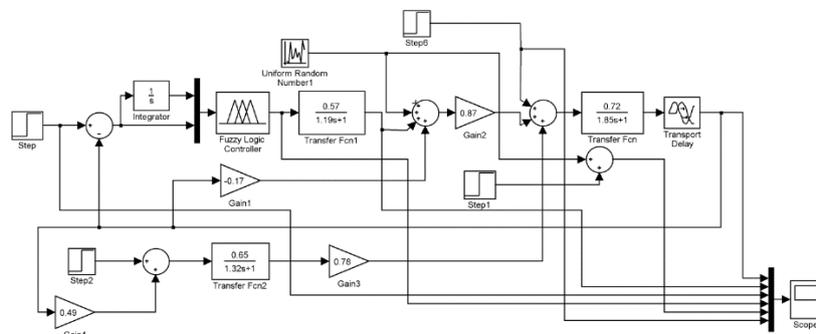


Рис. 2. Имитационная модель адаптивно нечеткой системы управления температурным режимом абсорбционной колонной

В качестве эталонной модели будем использовать передаточную функцию, соответствующему реальному состоянию процесса:

$$W(p) = \left[\begin{array}{cc} \frac{5}{(p + 10,96)(p + 0,46)} & \frac{2,5}{(p + 10,96)(p + 0,46)} \\ \frac{0,28(p + 12,50)}{(p + 10)(p + 0,5)} & \frac{10}{(p + 10)(p + 0,5)} \end{array} \right]$$

При вычислительном эксперименте в среде Simulink MatLab рассматривалось скачкообразное изменение температуры внешней среды (нагрузки) (рис. 3).

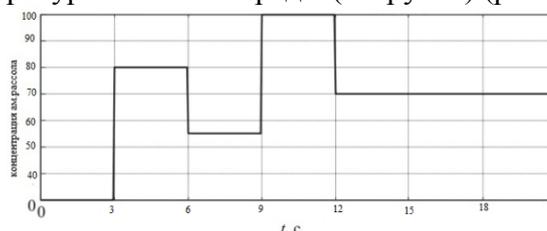


Рис. 3. Изменение температуры относительно номинального режима

Эксперимент показал, что наилучший коэффициент адаптации равен $\mu = 0,65$.

На рис. 4 показано сравнение работы адаптивно-нечеткой системой с эталонной моделью с коэффициентом адаптации (пунктирная линия) и адаптивной системой с эталонной моделью с переменной μ , управляемой обученной ИНС. На рис. 4 показан график изменения μ во время переходного процесса. Из графиков видно, что предлагаемая система дает наилучший результат, чем классический.

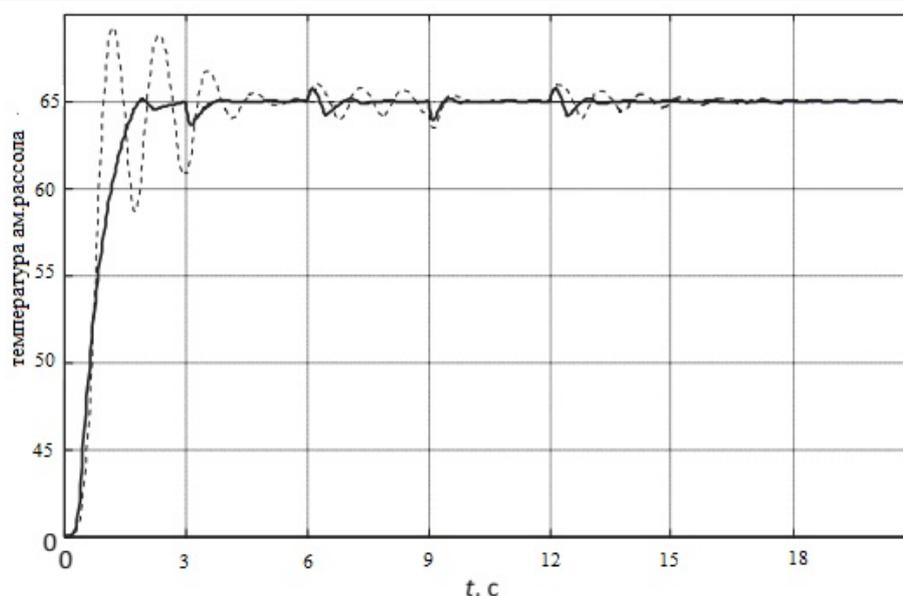


Рис. 4. Графики переходных процессов в адаптивной системе управления с эталонной моделью с постоянным и переменным коэффициентом адаптации

Заключение

В работе предложен алгоритм адаптивной надстройки параметров нейро-нечеткого регулятора с применением метода разности площадей, обеспечивающий быстродействие и точности выработки управляющих воздействий. Показано, что применение мягких арифметических операций для выработки управляющих воздействий позволяет учитывать любые изменения свойства объекта управления и внешних воздействий. Также приведен алгоритм обучения нейронных сетей на базе метода разности площадей, позволяющий снизить время вычисления управлений. Разработанный алгоритм реализован в среде Matlab и проведен имитационный эксперимент с целью определения возможности метода.

Список использованных источников

1. Brown, M.P. The New Physique / M.P. Brown, K. Austin, 2005. – pp. 25-30.
2. Brown, M.P. Appl. Phys. Letters 85. / M.P. Brown, K. Austin, 2004. – pp. 2503-2504.
3. Wang, R.T., In Classic Physiques, 1999. – pp. 212-213.
4. Smith, C.D. Load-cycling in cubic press / C.D. Smith, E.F. Jones : AIP Conference Proceedings 620, 2002. – pp. 651-654.
5. Jackson, B.R. U.S. Patent No. 6,345,224 / B.R. Jackson, T. Pitman, 2004.
6. Davids, D.L. Recovery effects in binary aluminum alloys. Harvard University, 1998.
7. Каландаров, П.И. Научные основы влагометрии : монография / П.И. Каландаров, О.С. Логунова, С.М. Андреев. – Ташкент : Ташкентский институт инженеров ирригации и механизации сельского хозяйства, 2021. – 175 с.
8. Kalandarov, P.I. Anaiysis of hydrothermal features of grain and instrument desulphurization of moisture control / P.I. Kalandarov, Z.M. Mukimov, O.S. Logunova // Technical Science and Innovation. – 2020. – No 1. – P. 117-123.
9. Каландаров, П.И. Программно-техническая реализация задач повышения достоверности измерительной информации / П.И. Каландаров, Б.М. Темербекова // Вестник Национального технического университета Украины «Киевский политехнический институт». Серия: Приборостроение. – 2012. – № 43. – С. 126-133.
10. Iskandarov, B.P. An analysis of the effect of interfering factors on the results of measurements of the moisture content of a material at high frequencies / B.P. Iskandarov, P.I. Kalandarov Measurement Techniques. – 2013. – T. 56. – № 7. – P. 827-830.

Материал поступил в редакцию: 08.10.2021

Материал принят к публикации: 29.10.2021

INFORMATION ABOUT THE PAPER IN ENGLISH

ALGORITHM OF NEURO-FUZZY CONTROLLER PARAMETER ADAPTATION BASED ON THE METHOD OF AREA DIFFERENCE

Siddikov I.H., Kalandsrov P.I., Yadgarova D.B., Ismatullaev X.N.

Abstract. As part of the study, a control scheme with the adaptation of the coefficients of the neuron-fuzzy regulator implemented. The area difference method used as a training method for the network. It improved by adding a rule base, which allows choosing the optimal learning rate for individual neurons of the neural network. The neural network controller applied as a superstructure of the PID controller in the process control scheme. The dynamic object can function

in different modes. This technological process operates in different modes in terms of loading and temperature set-points. Because of experiments, the power consumption and the amount of time required maintaining the same absorption process, using a conventional PID controller and a neural-network controller evaluated. It concluded that the neuro-fuzzy controller with a superstructure reduced the transient time by 19%.

Keywords: neural network, PID controller, neural network optimizer, area difference method, nonlinear systems.

References

1. Brown, M. P., Austin K. (2005) *The New Physique*: 25-30.
2. Brown, M. P., Austin K. (2004) *Appl. Phys.*: 2503-2504.
3. Wang, R.T. (1999) *In Classic Physiques*: 212-213.
4. Smith, C.D., Jones, E.F. (2002) *Load-cycling in cubic press*: 651-654.
5. Jackson, B.R., Pitman, T. (2004). *Patent No. 6,345,224*.
6. Davids, D.L. (1998) *Recovery effects in binary aluminum alloys*.
7. Kalandarov, P.I. Logunova, O.S., Andreev, S.M. (2021) *Nauchnye osnovy vlagometrii*, Tashkent : 175.
8. Ismatullaev, P.R., Kalandarov, P.I. (2011) *Pribory*, 7 (133): 40-44.
9. Kalandarov, P.I., B.M. Temerbekova (2012) *Vestnik Nacional'nogo tekhnicheskogo universiteta Ukrainy «Kievskij politekhnicheskij institut»*. *Seriya: Priborostroenie*, № 43: 126-133.
10. Iskandarov, B.P., Kalandarov, P.I. (2013) *Measurement Techniques*, 7: 827-830.

ОБ АВТОРАХ:

Сиддилов Исомиддин Хакимович – доктор технических наук, профессор кафедры «Система обработки информации и управления». Ташкентский государственный университет им. И. Каримова, г. Ташкент, Республика Узбекистан.

E-mail: isamiddin54@gmail.com.

Каландаров Палван Искандарович – доктор технических наук, профессор. Ташкентский институт инженеров ирригации и механизации сельского хозяйства, г. Ташкент, Республика Узбекистан. E-mail: eest_uz@mail.ru.

Ядгарова Дилноза Бахтиеровна – доктор философии по техническим наукам (PhD), и.о. доцента кафедры Автоматизация и управление технологическим процессом и производством. Ташкентский институт инженеров ирригации и механизации сельского хозяйства, г. Ташкент, Республика Узбекистан. E-mail: yadgarova2858@gmail.com.

Исматуллаев Худжат Нигматович – кандидат технических наук, доцент кафедры Автоматизация и управление технологическим процессом и производством. Ташкентский институт инженеров ирригации и механизации сельского хозяйства, г. Ташкент, Республика Узбекистан, E-mail: x.ismatullaev@tiame.uz.

ОБРАЗЕЦ ДЛЯ ЦИТИРОВАНИЯ:

Сиддилов, И.Х. Алгоритм адаптации параметров нейро-нечеткого регулятора на основе метода разности площадей / И.Х. Сиддилов, П.И. Каландаров, Д.Б. Ядгарова, Х.Н. Исматуллаев // Математическое и программное обеспечение систем в промышленной и социальной сферах. – 2021. – Т.9. – № 1. – С. 22-28. DOI: 10.18503/2306-2053-2021-9-1-22-28.

Siddikov I.H., Kalandsrov P.I., Yadgarova D.B. and Ismatullaev X.N. (2021) Algorithm of neuro-fuzzy controller parameter adaptation. Software of systems in the industrial and social fields, 9 (1): 22-28. DOI: 10.18503/2306-2053-2021-9-1-22-28.